
Електрифікація та автоматизація гірничих робіт

У розробленому пристрої керування обмеженням струмів к. з., де включення і відключення індуктивного опору відбувається автоматично при виникненні струму КЗ усі перераховані недоліки відсутні.

Список використаних джерел

1. Rozen V.P., Pobihailo V. A. Zasib strumoobmezhennia yak odyn z sposobiv efektyvnoho enerhovykorystannia // Visnyk Natsionalnoho universytetu «Lvivska politehnika». Elektroenerhetychni ta elektromekhanichni systemy. – 2001. – №421. – S. 181 – 188.
2. Rozen V. P., Taradaj V. I., Nesen L. I., Pobigajlo V. A. Analiz podhodov k resheniju problemy ogranicenija tokov korotkogo zamykanija v proizvodstvennyh i jenergeticheskikh sistemah / IEE NTUU «KPI». – Kiev.: 1999. – 18 s. – Rus. – Dep. v GNTB Ukrainy 26.07.99, № 225 Uk99 // Anot. v zh. VINITI RAN № 10 (333), 1999.
3. Rozen V. P., Solovei O.I., Momot D. Ye., Pobihailo V. A. Matematychna model roboty strumoobmezhuvalnykh prystroiv za skhemoyu «reaktor – zapobizhnyk» // Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu Ukrainy «KPI». Seriya hirnytstvo. – 2000 r. – №4. – S. 82 – 90.
4. Patent Ukrayiny №2002021620 vid 15.11.2002 r. Sposib obmezhennia strumiv KZ i prystrii dlya yoho realizatsii. V. P. Rozen, V. P. Kalynchyk, D. E. Momot, V. A. Pobyhailo.

Стаття надійшла до редакції 01.04.2014 р.

УДК 620:621.31

Б. Л. Тишевич, к.т.н, доцент (НТУУ «КПІ»)

ДОСЛІДЖЕННЯ БАГАТОШАРОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЕНЕРГЕТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

B. L. Tyshevych, candidate of Science (NTUU «KPI»)

INVESTIGATION OF MULTILAYER NEURAL NETWORKS FOR IDENTIFY THE ENERGY PROCESSES

У данній статті розглядається дослідження нейронних мереж для прогнозування енергоспоживання.

Ключові слова: нейронні мережі, ідентифікація електричних навантажень, прогнозування енергоспоживання.

В данной статье рассматривается применение нейронных сетей для прогнозирования энергопотребления.

Ключевые слова: нейронные сети, идентификация электрических нагрузок, прогнозирование энергопотребления.

In this article considered using of the neural network for power consumption forecasting.

Keywords: neural network, identification electrical loadings, power consumption forecasting.

Вступ. Широкий спектр застосування нейронних мереж (НМ) обумовлюється неможливістю математичного опису об'єктів; наявністю стохастичних складових у процесах, тощо [1, 2].

Одним із цікавих застосувань НМ є аналіз ситуації в паливно-енергетичному комплексі. Найбільш актуальною задачею в енергетиці, яку можна вирішити за допомогою НМ [3,4] є прогнозування попиту на електричну та теплову енергію. Першим етапом для подальшого прогнозування є ідентифікація об'єкту за допомогою нейронної мережі - емулятора (НМЕ), яка здатна до "навчання", базуючись на функціональних залежностях реальної енергетичної системи. НМЕ буде використовуватися як частина базової інтелектуальної системи, у якій об'єднані керуюча НМ і НМЕ об'єкта керування. Така побудова алгоритму інтелектуальної системи з використанням НМЕ була застосована в [5]. В даний час НМ для прогнозування електричного навантаження використовуються у багатьох країнах світу - США, Канаді, Греції, Великобританії, Франції, Бельгії, Тайвані [6].

Постановка задачі. Дослідити структуру, параметри функцій активації (ФА), алгоритми навчання НМЕ для максимальної адаптації при відтворенні складного графіка зміни електричних навантажень.

На першому етапі досліджень була синтезована нейронна мережа типу «Feed - Forward backpropagation network», яка має два шари, що містять 10 і 1 нейронів відповідно. Для синтезованої НМЕ змінювалися ФА для дослідження точності ідентифікації. Структурні схеми шарів і блоків вагових коефіцієнтів для кожного шару показані на рисунках 1 та 2.

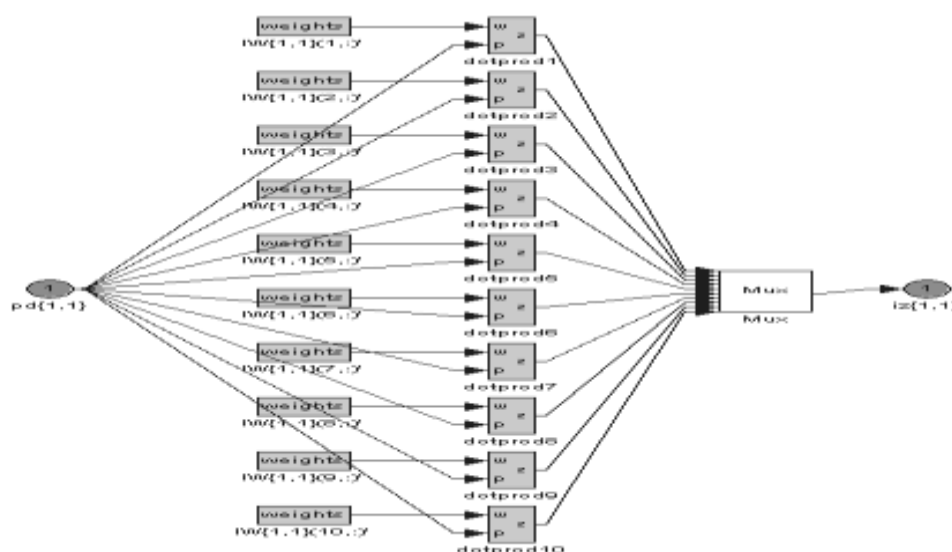
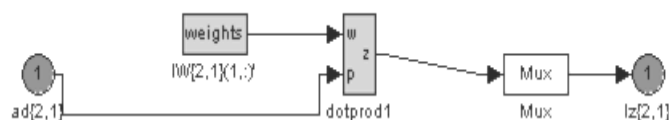


Рис. 1. Розгорнута схема блоку $IW\{1,1\}$ для першого шару

Рис. 2. Розгорнута схема блоку $LW\{2,1\}$ для другого шару

На основі досліджень була виявлена наступна закономірність: чим більш проста ФА наступного шару в порівнянні з ФА попереднього шару, тим точніше ідентифікація процесу, що досліджується.

Найкращі результати дала нейромережа з ФА *tansig* у 1-му шарі і *poslin* у 2-му шарі. Якість ідентифікації визначалася за критерієм регулярності:

$$\Delta_{\text{per}} = \frac{\sum_{i=1}^N (a_i - t_i)^2}{\sum_{i=1}^N t_i^2} \rightarrow \min, \text{ де:}$$

a_i – вихід НМ для входу p_i ; t_i – цільовий вихід НМ для входу p_i , і за максимальною відносною похибкою апроксимації Δ :

$$\Delta = \max \left(\left| \frac{a_i - t_i}{t_i} \right| 100\% \right).$$

У результаті виконання програми отримано: критерій регулярності $\Delta_{\text{per}} = 0,00036974 = 369,74\text{e-}6$; максимальна відносна похибка $\Delta = 8,3417\%$.

Далі була створена тришарова "класична" НМ - НМЕ, у якій був ще один схований шар, що містив 5 нейронів. У першому шарі використовувалася ФА *tansig*, у другому - *poslin*, у третьому - *purelin*. При цьому показники якості ідентифікації складають: критерій регулярності $\Delta_{\text{per}} = 0,00025156 = 251,56\text{e-}6$; максимальна відносна похибка $\Delta = 4,9629\%$.

На наступному етапі досліджувалася чотиришарова "класична" НМ - НМЕ, в якій було чотири шари з такими ФА: для 1-го шару - *tansig*, для 2-го - *tribas*, для 3-го - *poslin*, для 4-го - *purelin*. У першому шарі було 20 нейронів, у другому - 10, у третьому - 5, у четвертому - 1. При цьому критерій регулярності $\Delta_{\text{per}} = 0,00020831 = 208,31\text{e-}6$; максимальна відносна похибка $\Delta = 5,5734\%$.

Далі була створена НМЕ в якій для першого шару ФА була обрана *tribas*, а для другого - *tansig*. При ідентифікації процесу НМ із чотирма шарами: ФА = *tribas*, *tansig*, *poslin*, *purelin* було отримано: критерій регулярності $\Delta_{\text{per}} = 9,5331\text{e-}5 = 95,331\text{e-}6$; максимальна відносна похибка $\Delta = 3,9543\%$.

Висновки

Подальше нарощування шарів НМЕ недоцільне тому, що збільшення кількості шарів не поліпшує ідентифікацію, а лише ускладнює процес навчання. Дослідження НМ як ідентифікаторів складних процесів дозволить визначити необхідну достатність при припустимій якості ідентифікації для

прогнозування поведінки складних динамічних систем на різних періодах часу.

Список використаних джерел

1. Astrom K.J., Wittenmark B. "Adaptive Control", Addison Wesley, USA, 1989.
2. Nozaka Y., «Trend of new control theory application in industrial process control», Proc of 12th IFAC World Congress, Sydney, Vol.VI, pp. 51-56,1993.
3. Park D.C; El-Sharkawi M.A., Marks II R.J., Atlas L.E., Damborg M.J. Electric load forecasting using an artificial neural network, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No. 2, May 1991, pp. 442-449.
4. Canu, S., Duran, M., Ding, X., «District Heating Forecast using Artificial Neural Networks», International Journal of Engineering, Vol. 2(4), 1994.
5. Tyshevych B. L. Improve the accuracy of adaptation an intelligent systems electric drive control of technological installations // Issue of Zhytomyr state technical University of Ukraine . Series of Technical Sciences" - 2003. - Vol. 2 (26). – P.177- 182.
6. Khotanzad A., Rohani R.A., Lu T.L., Abaye A., Davis M. and Maratukulam D.J. ANNSTLF-A Neural-Network-Based Electric Load Forecasting System. IEEE Transactions on Neural Networks, 8:835-846, 1997.

Стаття надійшла до редакції 02.04.2014 р.

УДК 622:658.012.011.56

В. Ф. Находов, к. т. н., доц., О. В. Бориченко, к. т. н. (НТУУ «КПІ»)

ПРОЦЕС КОНТРОЛЮ ВИКОНАННЯ ВСТАНОВЛЕНИХ «СТАНДАРТІВ» В СИСТЕМАХ ОПЕРАТИВНОГО КОНТРОЛЮ ЕФЕКТИВНОСТІ ЕНЕРГОВИКОРИСТАННЯ

V.F. Nakhodov, Cand. Sc. (Tech.), O.V. Borychenko, Cand.Sc. (Tech.) (NTUU «KPI»)

CONTROL PROCESS OF PERFORMANCE SETTING "STANDARDS" IN SYSTEM OPERATING CONTROL EFFECTIVENESS OF ENERGY EXPLOITATION

Визначені основні недоліки традиційних систем контролю і планування енергоспоживання. Запропонований об'єктивний процес контролю виконання встановлених